

УДК 004.93

DOI: 10.15587/1729-4061.2018.126578

РАЗРАБОТКА МЕТОДА РАЗЛОЖЕНИЯ СУПЕРПОЗИЦИЙ НЕИЗВЕСТНЫХ ИМПУЛЬСНЫХ СИГНАЛОВ АДАПТИВНЫМ СПЕКТРАЛЬНЫМ АНАЛИЗОМ ВТОРОГО ПОРЯДКА

А. А. Степаненко

Кандидат технических наук, доцент*

E-mail: alex@zntu.edu.ua

А. А. Олейник

Кандидат технических наук, доцент*

E-mail: olejnikaa@gmail.com

Л. Ю. Дейнега

Старший преподаватель*

E-mail: deynega.larisa@gmail.com

Т. А. Зайко

Кандидат технических наук, доцент*

E-mail: nika270202@gmail.com

*Кафедра программных средств

Запорожский национальный технический университет

ул. Жуковского, 64, г. Запорожье, Украина, 69063

Розв'язана задача обробки імпульсних сигналів. Запропоновано адаптивний метод розкладання суперпозицій невідомих імпульсних сигналів. Розроблений метод не вимагає апріорної інформації про форму елементарних імпульсів, стійкий до впливу вимірювальних шумів. Представлені результати чисельного моделювання та реальної перевірки на прикладі сейсмічного зображення. Результати експериментів показали, що запропонований метод дозволяє ідентифікувати місцезнаходження елементарних імпульсів

Ключові слова: імпульс, модель, сигнал, суперпозиція, спектр, ехо-імпульсне зображення, вимірювальний шум

Решена задача обработки импульсных сигналов. Предложен адаптивный метод разложения суперпозиций неизвестных импульсных сигналов. Разработанный метод не требует априорной информации о форме элементарных импульсов, устойчив к влиянию измерительных шумов. Представлены результаты численного моделирования и реальной проверки на примере сейсмического изображения. Результаты экспериментов показали, что предложенный метод позволяет идентифицировать местоположение элементарных импульсов

Ключевые слова: импульс, модель, сигнал, суперпозиция, спектр, эхо-импульсное изображение, измерительный шум

1. Введение

Большое количество задач в области ультразвуковой диагностики [1], отражательной сейсмологии [2], радиолокации [3] и спектроскопии [4] связано с анализом суперпозиций импульсных сигналов вида:

$$s(t) = \sum_{i=1}^L a_i g_i(t - t_i) + n(t), \quad (1)$$

где $s(t)$ – суперпозиция сигнала; L – количество дискретов измерений сигнала $s(t)$; $g_i(t)$ представляет собой некоторый элементарный импульс с амплитудой a_i и временной задержкой t_i ; $n(t)$ – измерительный шум.

Если уровень шума невелик и разрешающая способность системы регистрации достаточна для обеспечения визуального анализа суперпозиции $s(t)$, то оценка ее параметров L , a_i , t_i обычно не представляет существенной проблемы. Как правило, проблемы возникают в ситуациях, когда разрешающей способности не хватает для проведения визуального анализа из-за перекрытия элементарных импульсов [5]. Поэтому актуальной является разработка нового метода разложения суперпозиций сигналов для решения задач обработки изображений недостаточной разрешающей способности или сигналов с перекрытием импульсов.

2. Анализ литературных данных и постановка проблемы

Пусть в выражении (1) форма элементарного импульса считается известной и одинаковой для всех сигналов. Тогда задача оценки параметров суперпозиции $s(t)$ может быть решена на основе метода инверсной фильтрации [5], заключающегося в пропускании суперпозиции $s(t)$ через фильтр $f(t)$, спектральная характеристика $F(f)$ которого является обратной по отношению к спектральной характеристике спектра элементарного импульса $G(f)$, т. е.

$$F(f) = \frac{1}{G(f)}. \quad (2)$$

Такой вариант решения является вполне приемлемым в случае, если уровень измерительного шума $n(t)$ незначителен. Поскольку метод инверсной фильтрации относится к классу обратных некорректных задач [6], то при наличии значимых шумов необходимо использовать регуляризованные решения $F(f)_{reg}$ вида:

$$F(f)_{reg} = \frac{G^*(f)}{|G(f)|^2 + \gamma(f)}, \quad (3)$$

где $G^*(f)$ – комплексное сопряжение $G(f)$; $y(f)$ – регуляризирующая функция, оптимальный выбор которой возможен только при известных спектральных характеристиках сигнала и помехи $N(f)$.

Пусть форма элементарного импульса неизвестна, и полагается, что она одинакова для всех сигналов в суперпозиции (1). Тогда частичное решение возможно на базе метода кепстрального анализа [7], основанного на вычислении обратного преобразования Фурье от логарифма энергетического спектра анализируемой суперпозиции:

$$z(t) = \int \log |S(f)|^2 e^{j2\pi ft} df. \quad (4)$$

Относительно метода кепстрального анализа необходимо отметить следующее:

1) он в меньшей степени по сравнению с методом инверсной фильтрации чувствителен к уровню измерительных шумов;

2) нелинейность операции логарифмирования повышает временную разрешающую способность зависимости $z(t)$. Однако эта же нелинейность приводит к появлению многочисленных ложных пиков (артефактов). Это радикально усложняет однозначный анализ и интерпретацию зависимости $z(t)$ (4);

3) из утверждений 1 и 2 следует, что анализ суперпозиции импульсных сигналов на основе данного метода ограничивается, как правило, лишь случаем суперпозиции двух сигналов. При этом их амплитуды должны различаться в несколько раз, поскольку кепстральный анализ непригоден для оценки суперпозиции сигналов с приблизительно одинаковой амплитудой.

В силу отмеченных выше особенностей, практическое применение метода кепстрального анализа во многих случаях представляется весьма ограниченным и затруднительным.

Практические задачи обработки изображений при сейсморазведке и ультразвуковой медицинской диагностике [8] связаны с проблемами разложения суперпозиций импульсных сигналов, где число элементарных импульсов исчисляется сотнями [9]. Причем форма элементарных импульсов не только неизвестна, но и, как правило, является различной. Уровень измерительных и структурных шумов в таких задачах может быть сопоставим с амплитудами полезных сигналов. В таких условиях важна не столько оценка формы элементарных импульсов и их амплитуды, как сам факт детектирования (обнаружения).

В настоящее время предложено достаточно большое количество различных методов обработки импульсных сигналов. Так, в работе [10] предложен метод адаптивной фильтрации сигналов. Метод восстановления эхоимпульсных сигналов, предложенный в [11], основан на основе вейвлет-анализе. Однако методы [10, 11] могут использоваться только для восстановления медицинских изображений. В работах [12–17] предложены методы численного анализа сигналов различной формы [12], позволяющие выполнять кодирование многообразия сигналов [13], оценивание параметров неизвестных распределений [14], обнаружение выделенного региона на основе глобального контраста [15], сегмен-

тацию изображений на основе алгоритма нечетких С-средних [16], оценку генеративных моделей [17]. Однако предложенные методы позволяют решать небольшой класс узкоспециализированных задач и являются сложно применимыми на практике.

Методы, предложенные в работах [18–23], позволяют выполнять обработку и анализ изображений при решении конкретных практических задач, в частности задач, связанных с необходимостью робастного выявления водяных знаков [18] и хеширования лексиграфических изображений [19]. Кроме того, такие методы применяются для сегментации изображений [20], улучшения размытых изображений [21], обработки рентгеновских [22] и низкоконтрастных [23, 24]. В работах [25–30] предложены методы моделирования сложных зависимостей на основе вычислительного интеллекта [25], ассоциативных правил [26], отрицательного отбора [27], нейро-нечетких сетей [28], агентных технологий [29], стохастического поиска [30]. Методы, предложенные в [25–30], позволяют эффективно обрабатывать данные, представленные в различных форматах: обычные выборки многомерных данных [25, 28–30], транзакционные базы данных [26], выборки, содержащие пропущенные значения [26, 27]. Однако предложенные в работах [25–30] методы не позволяют эффективно решать задачи, связанные с обработкой данных, представленных в виде временных рядов. В работах предложены информационные технологии [31–33], реализующие методы [25–30]. Несмотря на высокую эффективность при обработке многомерных данных большой размерности, такие методы недостаточно эффективно позволяют решать задачи обработки сигналов и временных рядов [34]. Кроме того, существующие программные средства [12] для анализа эхо-импульсных изображений работают очень медленно.

Наличие указанных недостатков существующих методов и информационных технологий обуславливает необходимость разработки новых методов и средств разложения суперпозиций импульсных сигналов. Эти сигналы имеют неизвестную и различную формы в условиях значимых измерительных и структурных шумов. Новые методы должны позволять решать различные практические задачи обработки и анализа изображений.

3. Цель и задачи исследования

Целью работы является создание метода разложения (декомпозиции) суперпозиций импульсных сигналов неизвестной и различной формы в условиях значимых измерительных и структурных шумов.

Для достижения цели работы были поставлены следующие задачи:

- предложить подход к разложению суперпозиций неизвестных импульсных сигналов;
- проверить экспериментальным путем пригодность предложенного подхода к целевому использованию;
- проанализировать результаты проведенных экспериментов по исследованию эффективности метода разложения суперпозиций неизвестных импульсных сигналов.

4. Разработка метода разложения суперпозиций неизвестных импульсных сигналов адаптивным спектральным анализом второго порядка

С целью разложения суперпозиций неизвестных импульсных сигналов представляется целесообразным декомпозицию выражения $s(t)$ (1) осуществлять за счет повышения разрешающей способности спектрального анализа. Подход к декомпозиции сигналов основан на идее экстраполяции оцениваемых информативных характеристик за пределы измерительного интервала. Это обеспечивает повышение его потенциальной разрешающей способности.

По предположению, нам ничего не известно о формах элементарных импульсов $g_i(t)$ ($i=1, \dots, L$). Поэтому ключевой проблемой является выбор такой информативной характеристики, обладающей следующими особенностями. Такая характеристика должна быть связана с положением на временной оси каждого конкретного импульса, быть независимой от его формы и являться устойчивой к влиянию интенсивных помех.

Этот вопрос рассмотрим на примере суперпозиции двух импульсных сигналов неизвестной и неодинаковой формы (5):

$$s(t) = a_1 g_1(t - t_1) + a_2 g_2(t - t_2). \quad (5)$$

В спектральной области выражение (5) запишется как

$$S(f) = a_1 G_1(f) e^{-j2\pi f t_1} + a_2 G_2(f) e^{-j2\pi f t_2}. \quad (6)$$

Из анализа выражения (6) следует, что положение каждого элементарного импульса кодируется комплексной гармоникой в спектральной области, частота которой не зависит ни от формы, ни от амплитуды этого импульса. Период этой гармоники обратно пропорционален величине задержки t_i . Влияние функции $G(f)$ мало сказывается на гармонических компонентах из-за незначительного влияния эффектов затухания и рассеяния высокочастотных компонент спектра зондирующего импульса. Это позволяет разработать устойчивый адаптивный метод разложения суперпозиций неизвестных импульсных сигналов в спектральной области.

Может показаться, что решение проблемы возможно на основе применения прямого преобразования Фурье к зависимости вида (6), поскольку для оценки гармонических компонент его применение представляется наиболее естественным. Однако такой подход при наличии перекрывающихся импульсов в суперпозиции сигналов не даст позитивных результатов. Это связано с тем, что прямое преобразование Фурье, как линейное преобразование, не приводит к увеличению разрешающей способности по сравнению с исходной суперпозицией анализируемых сигналов $s(t)$ [5].

Теоретическим базисом нового подхода, позволяющего увеличить временную разрешающую способность анализа, является тот факт, что выражение вида

$$S(f) = \sum_{i=1}^L a_i e^{-j2\pi f t_i} + N(f) \quad (7)$$

можно представить в виде дискретной модели линейного предсказания [8] вида:

$$\hat{S}(f_n) = \sum_{i=1}^{2L} p_i S(f_{n-i}), \quad (8)$$

где p_i – коэффициенты модели линейного предсказания, расчет которых возможен на базе известных методов [9].

Выражение (8) представляет собой модель прогнозирования спектральной характеристики на один спектральный отсчет вперед, причем интегральная ошибка прогноза характеризуется выражением:

$$E(f) = S(f) - \hat{S}(f), \quad (9)$$

что и позволяет в значительной степени отстраниться от влияния структурных шумов.

Характерной особенностью использования модели линейного предсказания (8) является возможность реализации адаптивной процедуры нейтрализации влияния кратных переотражений (если таковые имеются) за счет выбора значимого порядка модели линейного предсказания $Q=2L$. В экспериментах для расчета коэффициентов линейного предсказания использовался алгоритм Бурга [9], обеспечивающий более высокую разрешающую способность спектрального анализа за счет минимизации влияния краевых эффектов на границах спектральных диапазонов.

Вопрос возможного влияния $G_i(f)$ на оценки параметров суперпозиции (не учитываемого в рамках модели (7)) является достаточно не простым, поскольку по исходному предположению форма элементарных импульсов предполагается нам неизвестной. Однако, как показывают результаты экспериментальных исследований [9], этот фактор не является достаточно значимым. При проведении "тонкого" анализа возможно появление артефактов в виде ложных спектральных пиков, особенно при анализе зашумленных суперпозиций.

Представление выражения (7) в виде модели линейного предсказания (8) еще не решает задачи повышения разрешающей способности визуального анализа суперпозиций перекрывающихся сигналов. Это вызвано тем, что анализ должен осуществляться во временной области, а не в спектральной. Этот этап осуществляется на основе использования алгоритма адаптивного параметрического спектрального анализа (спектрального анализа второго порядка) [9], применяемого к Фурье-спектральной характеристике $S(f)$. Таким образом находится спектр от спектра, благодаря которому происходит обратный переход из

спектральной области во временную область интерпретации параметров суперпозиции импульсных сигналов.

Этот переход происходит на основе использования выражения [9]

$$\hat{s}(t) = \frac{\sigma^2}{\left[1 - \sum_{i=1}^Q p_i e^{-j2\pi i \Delta f t}\right]^2}, \quad (10)$$

где σ^2 рассматривается как дисперсия ошибки линейного предсказания для заданного порядка модели Q ; $\Delta f = f_k - f_{k-1}$ – величина, характеризующая дискретность спектральной характеристики $S(f)$, возникающей из-за конечного значения временного интервала регистрации суперпозиции $s(t)$. Из выражения (10) следует, что подбор порядка Q модели линейного предсказания должен производиться до тех пор, пока ошибка прогноза не приблизится к белому шуму. Отличительной особенностью модели (10) является тот факт, что само по себе построение параметрической модели зависимости $S(f)$ косвенно обеспечивает потенциальную возможность экстраполяции зависимости $S(f)$ за пределы полосы частот измерений. Кроме того, модель (10) обеспечивает возможность повышения разрешающей способности анализа суперпозиций во временной области (дополнительный фактор повышения разрешающей способности – компенсация влияния боковых спектральных лепестков, характерных для всех методов Фурье-спектроскопии).

Отличительной особенностью анализа суперпозиций сигналов на основе выражения (10) является тот факт, что происходит отображение не физических амплитуд, а полюсов знаменателя выражения (10). Причем эти полюса однозначно связаны с наличием именно гармонических компонент в спектральной характеристике $S(f)$.

Таким образом, метод разложения суперпозиций неизвестных импульсных сигналов адаптивным спектральным анализом второго порядка включает в себя следующие этапы:

- переход из временной области первоначальных измерений в спектральную область на основе использования прямого преобразования Фурье (спектральный анализ первого порядка);
- расчет модели линейного предсказания для спектральной области. Порядок модели линейного предсказания определяет значимое число отображаемых импульсов, которые будут детектированы на последующей стадии;
- обратный переход из спектральной области во временную область на основе использования нелинейного параметрического спектрального анализа (спектральный анализ второго порядка). В качестве базиса для подобного перехода используется синтезированная модель линейного предсказания спектральной характеристики анализируемой импульсной суперпозиции.

5. Эксперименты и результаты исследования метода разложения суперпозиций неизвестных импульсных сигналов

Проверка разработанного метода осуществлялась на основе анализа зашумленной суперпозиции двух различных импульсных сигналов вида

$g_i(t) = a_i(t - t_i)e^{-\alpha_i(t-t_i)}$ (никаких предположений об их форме не использовалось), представленной на рис. 1, *a*.

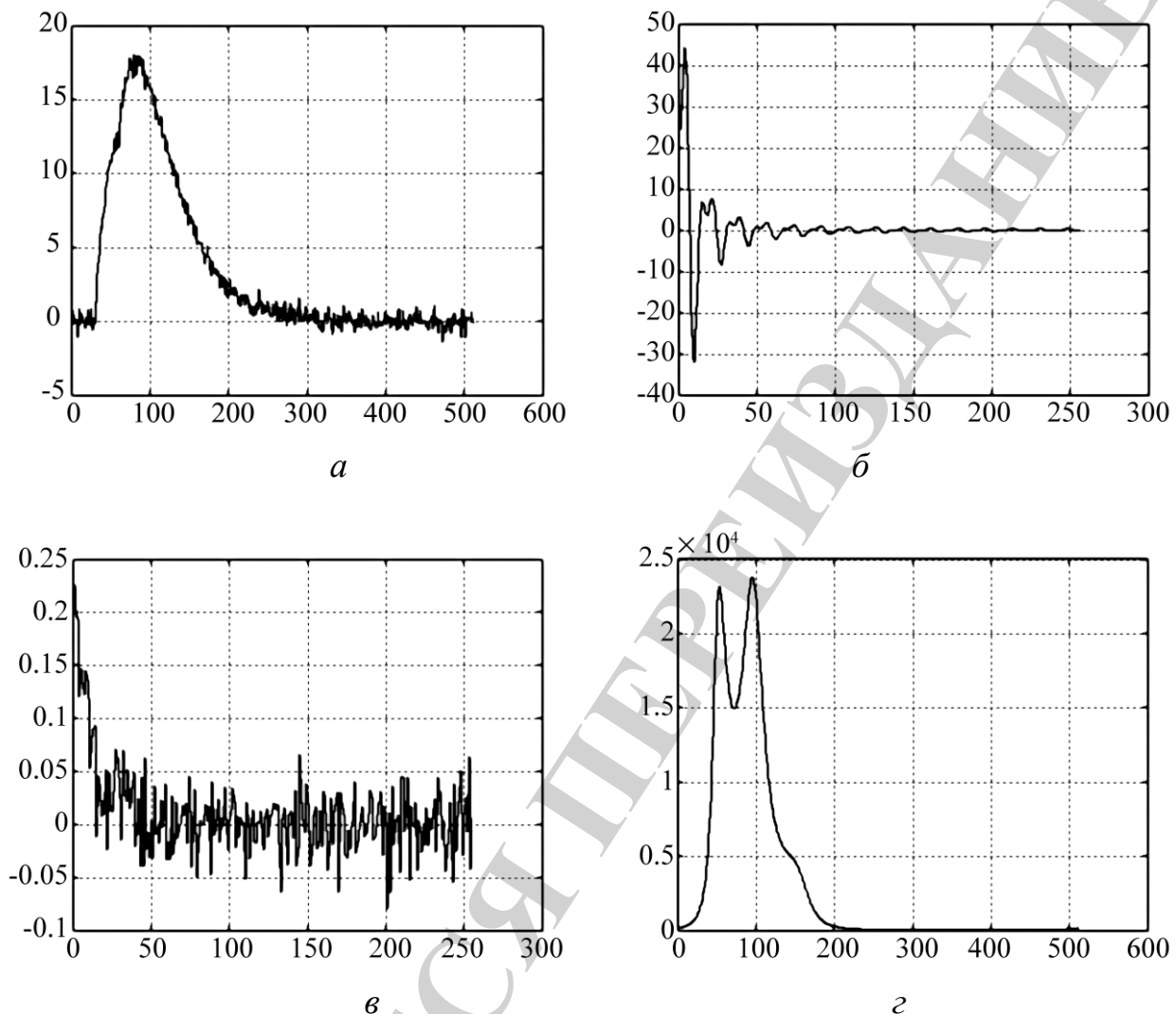


Рис. 1. Разложение суперпозиции двух неизвестных импульсных сигналов (горизонтальная ось – временная (мс); вертикальная ось – амплитуда (мВ)): *a* – оригинал; *б* – реальная часть спектральной характеристики незашумленной суперпозиции; *в* – результат кепстрального анализа; *г* – результат предложенного метода

Как следует из рис. 1, *a*, непосредственно не представляется возможным оценить ни количество элементарных импульсов в рассматриваемом сигнале, ни их относительное временное расположение на основании визуального анализа исходной суперпозиции $s(t)$. На рис. 1, *б* показана реальная часть спектральной характеристики незашумленной суперпозиции двух сигналов. На рис. 1 отчетливо наблюдается суперпозиция двух гармоник в спектральной области, соответствующих двум различным временным задержкам (амплитудная модуляция обусловлена влиянием спектральных характеристик самих элементарных импульсов, как это и следует из выражения (6)).

Применение метода кепстрального анализа [1, 9] (рис. 1, в), как правило, используемого для решения подобного класса задач, не дает никаких позитивных результатов в силу влияния шумовых факторов. Использование предложенного метода параметрического спектрального анализа (порядок модели равен четырем, рис. 1, г) позволило однозначно идентифицировать наличие и местоположение элементарных импульсов (но не их амплитуды). Отличительной особенностью анализа суперпозиций сигналов на основе выражения (10) является тот факт, что подобный подход, "генетически" учитывает факт наличия некоррелированных шумов измерений. Это вызвано тем, что в чистом случае метод становится неустойчивым (числитель выражения (10) становится близким (или равным) к нулю).

С целью исследования эффективности использования предложенного метода для решения задач устранения переотражений сигнала в слоистых структурах, характеризующихся незашумленными суперпозициями полосовых импульсных сигналов, рассмотрим его работу на примере рис. 2. При этом на рис. 2, а показана незашумленная суперпозиция полосовых импульсных сигналов, соответствующая наличию кратных переотражений внутри плоскостой структуры, а на рис. 2, б показана ее зашумленная копия. На рис. 2, в, г изображены результаты идентификации переотражений в зашумленной суперпозиции с помощью предложенного метода.

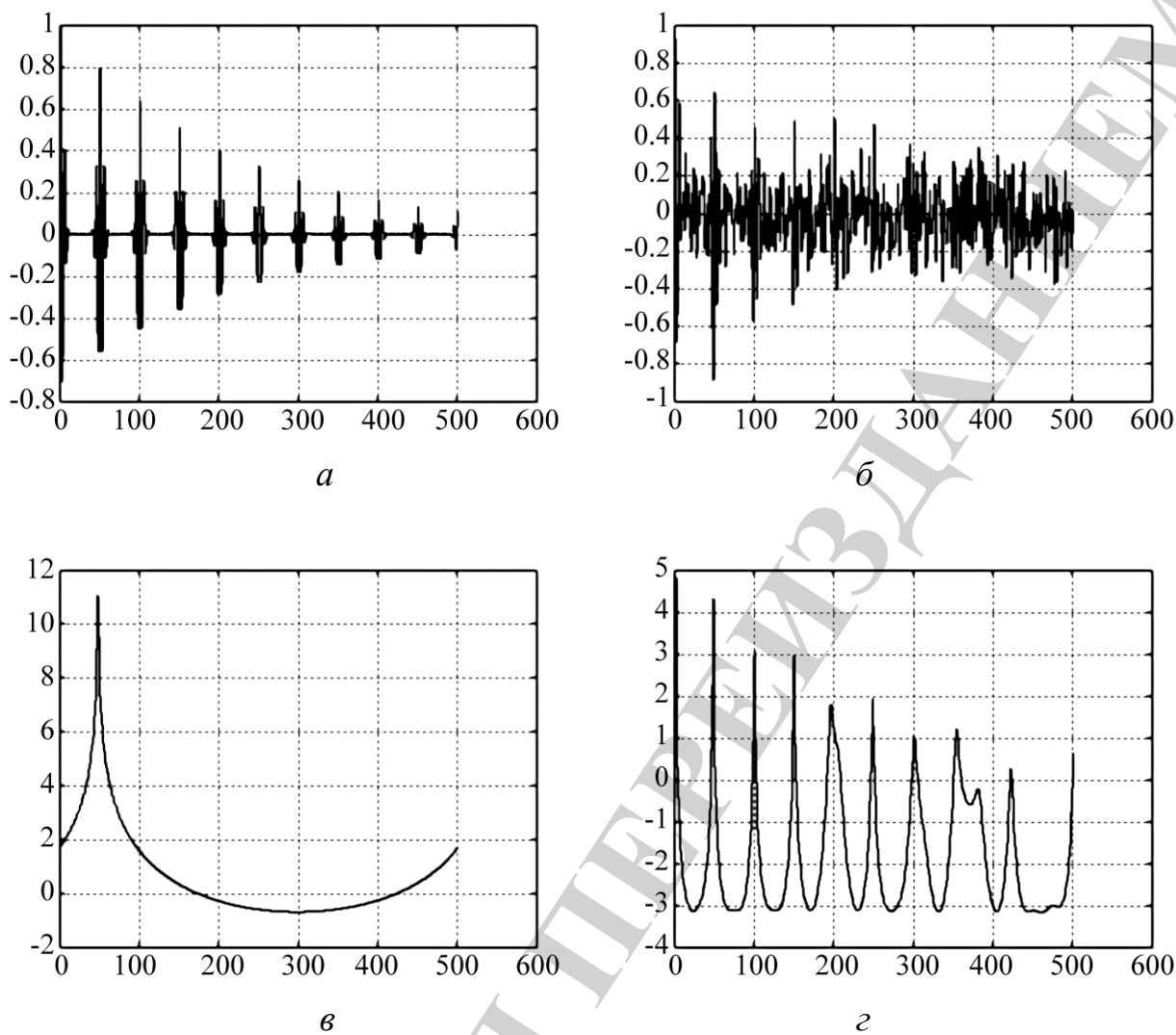


Рис. 2. Анализ реверберационной полосовой импульсной последовательности (горизонтальная ось – временная (мс); вертикальная ось – амплитуда (мВ)): *а* – незашумленная импульсная последовательность; *б* – зашумленная импульсная последовательность; *в* – выделение первого переотражения, соответствующего нижней границе раздела однослойной плоскослоистой структуры (порядок модели линейного предсказания равен двум); *г* – выделение всех переотражений в зашумленной суперпозиции (порядок модели линейного предсказания равен 12)

Как видно из рис. 2, предложенный метод позволяет эффективно идентифицировать переотражения зашумленной суперпозиции. Однако характерной особенностью данного примера является следующее. В данном случае проблемой является не повышение разрешающей способности анализа, а необходимость нейтрализации паразитного влияния кратных переотражений зондирующего импульса внутри исследуемого слоя.

6. Обсуждение результатов исследования метода разложения суперпозиций неизвестных импульсных сигналов

На рис. 3, а представлено сейсмическое изображение участка земной поверхности.

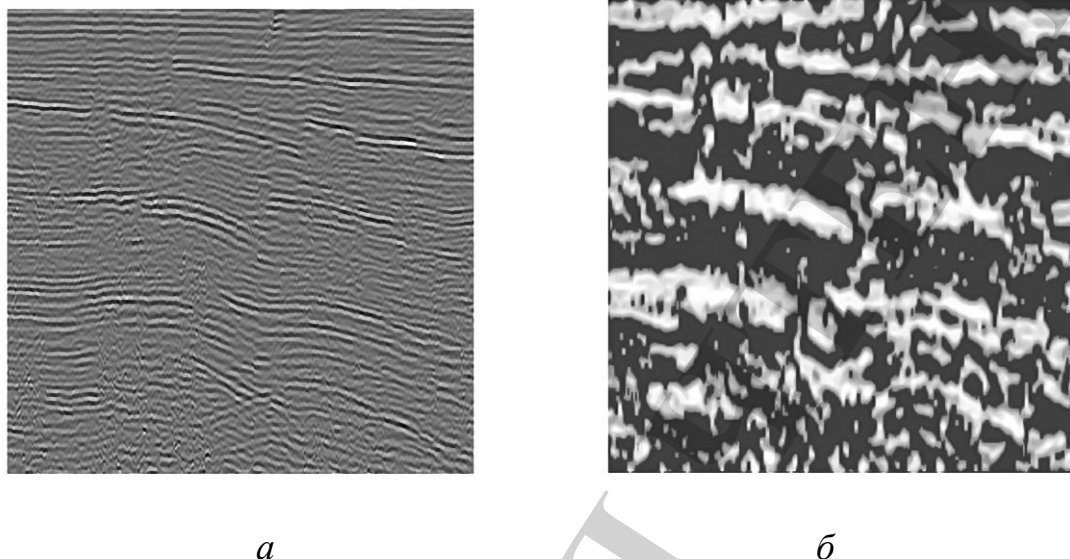


Рис. 3. Эхо-импульсное сейсмическое изображение (горизонтальная ось – пространственная; вертикальная ось – временная): *a* – оригинал; *б* – результат применения нового метода (порядок модели линейного предсказания равен 14)

Из визуального анализа рис. 3, *a* следует, что исходное эхо-импульсное изображение характеризуется наличием большого числа переотражений внутри геологических пластов, что серьезно затрудняет выделение их границ и, в конечном итоге, сегментацию этих пластов. Применение предложенного метода линейного предсказания (рис. 3, *б*) позволило эффективно нейтрализовать влияние паразитных переотражений и достаточно четко выделить структуру геологических пластов, что позволяет повысить эффективность визуального анализа сейсмограмм.

Более наглядно суть предлагаемого метода становится понятной при рассмотрении амплитудных (а не яркостных) графиков отдельных сейсмотрасс (рис. 3, *a*). На рис. 4, *a* показана сейсмотрасса, соответствующая 120 столбцу исходной сейсмограммы (рис. 3, *a*) и характеризующаяся наличием многочисленных импульсных переотражений неизвестной формы. На рис. 4, *б* изображена реальная часть Фурье-спектра сейсмотрассы (спектральный анализ первого порядка), используемая в качестве входных данных для метода линейного предсказания. На рис. 4, *в*, *г* представлены результаты подавления влияния кратных переотражений разработанным методом с переходом из частотной области во временную на основе адаптивного спектрального анализа второго порядка. При этом порядок модели линейного предсказания равен 16 и 26 соответственно.

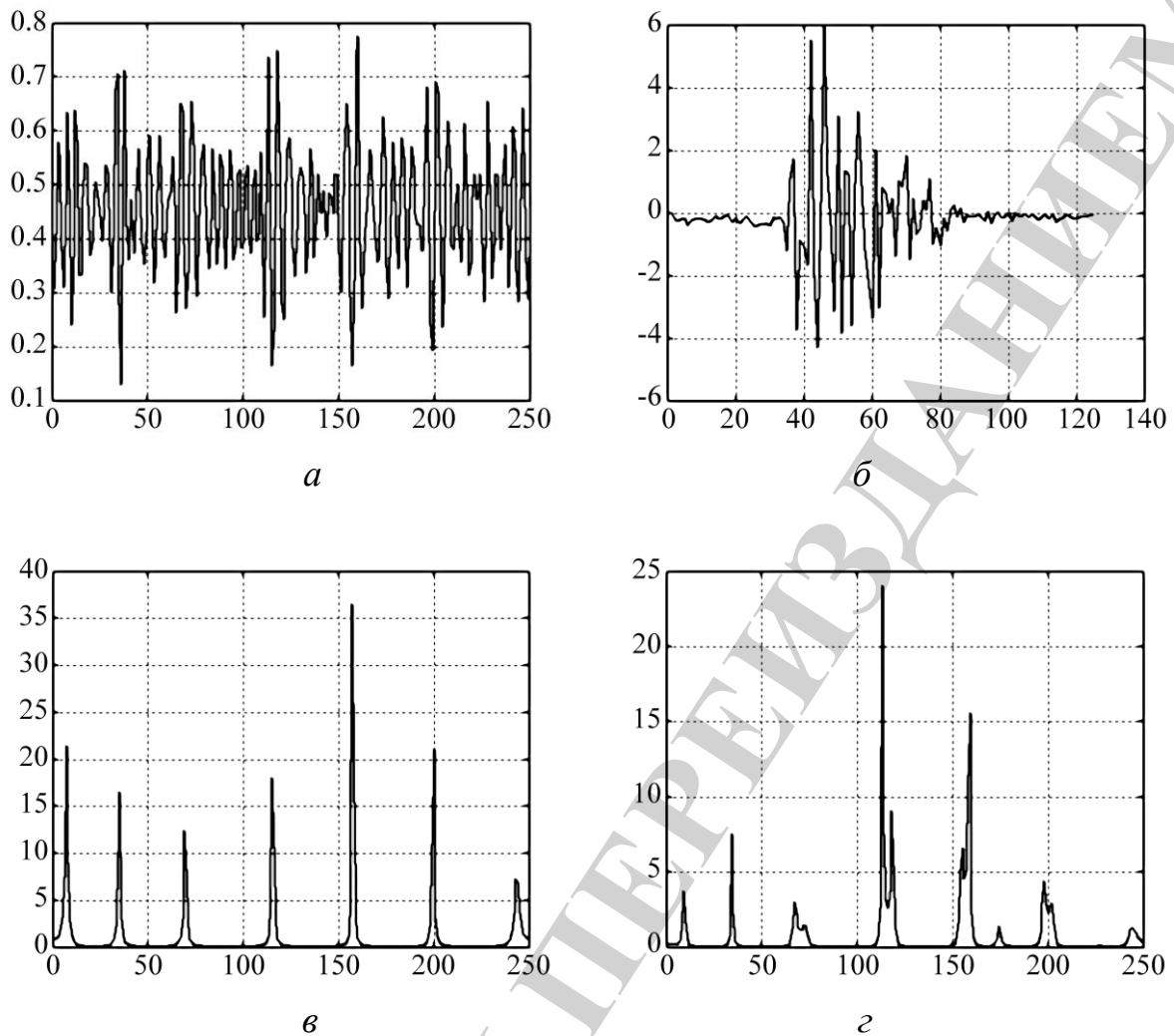


Рис. 4. Амплитудные графики результатов анализа 120-ой сейсмотрассы: *а* – сейсмотрасса; *б* – реальная часть Фурье-спектра сейсмотрассы (спектральный анализ первого порядка); *в*, *г* – результат применения метода линейного предсказания для порядков модели равных 16 и 26 соответственно (спектральный анализ второго порядка): на «*а*, *в*, *г*» горизонтальные оси – временные, а на «*б*» – частотная

Как следует из анализа представленных на рис. 4 результатов, предложенный адаптивный метод параметрического спектрального анализа второго порядка позволяет эффективно нейтрализовать влияние кратных переотражений при условии оптимального выбора порядка модели линейного предсказания (рис. 4, *в*). Это объясняется тем, что при избыточном порядке начинается процесс расщепления спектральных пиков (рис. 4, *г*). Поскольку реальная геологическая модель зондируемого участка неизвестна, оптимизация выбора порядка модели линейного предсказания возможна только на основе степени визуального восприятия синтезируемого изображения, что, как показывают результаты исследований, не является критичным в практическом отношении. Следует иметь в виду, что в отличие от реальных физических амплитуд (рис. 4, *а*, вертикальная ось), амплитуды на рис. 4, *в*, *г* являются не физическими, а математиче-

скими. Они отображают степень близости полюсов выражения (10) к единичной окружности в z -плоскости. Поскольку такое отображение носит существенно нелинейный характер, то именно это обстоятельство и позволяет повысить достоверность выделения границ слабоконтрастных участков эхо-импульсных изображений слоистых структур (рис. 3, *а, б*).

Таким образом, результаты проведенных экспериментов показали, что предложенный метод может эффективно использоваться для декомпозиции суперпозиций импульсных сигналов неизвестной и различной формы в условиях значимых измерительных и структурных шумов. Практическое применение предложенного метода возможно в областях, где требуется обработка импульсных сигналов, например, ультразвуковой медицинской диагностики, сейсмических изображений и неразрушающего контроля. Дальнейшие исследования могут быть связаны с усовершенствованием предложенного метода путем использования вейвлет-преобразований.

Результаты экспериментов показали, что применение данного метода при обработке сейсмических сигналов связано с ограничениями глубины измерения (метод эффективен при исследовании глубины поверхности до 200 метров и если структуры образующих слоев имеют достаточную контрастность). Пути решения данной проблемы и направлением развития дальнейших исследований может быть модификация предложенного метода путем использования моделей на основе нейронных сетей и вейвлет-преобразований.

7. Выводы

1. Разработан подход к разложению суперпозиций неизвестных импульсных сигналов. Разработанный подход основан на последовательном использовании различных методов спектрального анализа, что позволяет повысить чувствительность визуального анализа эхо-импульсных изображений.

2. Выполнены эксперименты по исследованию пригодности предложенного подхода к целевому использованию. Решены задачи устранения переотражений сигнала в слоистых структурах, характеризующихся незашумленными суперпозициями полосовых импульсных сигналов. Предложенный метод позволил однозначно идентифицировать наличие и местоположение элементарных импульсов.

3. Проанализированы результаты проведенных экспериментов. В результате анализа выявлено, что предложенный метод позволяет в 3 раза улучшить соотношение "сигнал-шум" изображения, а также повысить разрешающую способность при обработке сигналов и изображений, без использования априорной информации о форме элементарных импульсов. Метод является устойчивым к влиянию измерительных шумов. Нейтрализация влияния паразитных переотражений происходит за счет оптимизации выбора порядка модели линейного предсказания Фурье-спектральных характеристик анализируемых сейсмотрасс.

Благодарности

Работа выполнена в рамках научно-исследовательской работы «Методы и средства принятия решений для обработки данных в интеллектуальных систе-

мах распознавания образов» (№ государственной регистрации 0117U003920) кафедры программных средств Запорожского национального технического университета, а также международного проекта «Интернет вещей: новая учебная программа для потребностей промышленности и общества» (ALIOT, № регистрации 573818-EPP-1-2016-1-UK-EPPKA2-SVNE-JP).

Литература

1. Ультразвук в медицине. Физические основы применения / Хилл К. Бэмбер Дж., Тер Хаар Г., Дикинсон Р. М.: Физматлит, 2008. 542 с.
2. Уотерс К., Боганик Г. Н., Гурвич И. И. Сейсморазведка: учеб. Тверь: АИС, 2006. 744 с.
3. Гринёв А. Ю. Вопросы подповерхностной радиолокации. М.: Радиотехника, 2005. 416 с.
4. Никитин А. А., Петров А. В. Теоретические основы обработки геофизической информации. М.: РГГУ, 2008. 112 с.
5. Бейтс Р., Мак-Доннелл М. Восстановление и реконструкция изображений. М.: Мир, 1989. 336 с.
6. Кабанихин С. И. Обратные и некорректные задачи. Новосибирск: Сибирское научное издательство, 2009. 457 с.
7. Зверев В. А., Стромков А. А. Выделение сигналов из помех численными методами. Нижний Новгород: ИПФ РАН, 2001. 188 с.
8. Chan Y., Lavoie J., Plant J. A parameter estimation approach to estimation of frequencies of sinusoids // IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing. 1981. doi: 10.1109/tassp.1981.1163543
9. Марпл С. Л. Цифровой спектральный анализ и его приложения. М.: Мир, 1990. 584 с.
10. Bamber J. C., Daft C. Adaptive filtering for reduction of speckle in ultrasonic pulse-echo images // Ultrasonics. 1986. Vol. 24, Issue 1. P. 41–44. doi: 10.1016/0041-624x(86)90072-7
11. Wavelet restoration of medical pulse-echo ultrasound images in an EM framework / Ng J., Prager R., Kingsbury N., Treece G., Gee A. // IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control. 2007. Vol. 54, Issue 3. P. 550–568. doi: 10.1109/tuffc.2007.278
12. Stepanenko O. O., Piza D. M. Program complex for analysis and treatment echo-pulse images // Radio Electronics, Computer Science, Control. 2012. Issue 2. doi: 10.15588/1607-3274-2011-2-19
13. Signal Superposition Coded Cooperative Diversity: Analysis and Optimization / Xiao L., Fuja T. E., Kliwer J., Costello D. J. // 2007 IEEE Information Theory Workshop. 2007. doi: 10.1109/itw.2007.4313145
14. The Study on Estimation of Unknown Parameters for Uncertainty Distribution / Wang Z.-G., Wang S.-Z., Feng W.-L., Fu Y.-P. // 2016 International Conference on Information System and Artificial Intelligence (ISAI). 2016. doi: 10.1109/isai.2016.0113

15. Zhang L., Yang L., Luo T. Unified Saliency Detection Model Using Color and Texture Features // PLOS ONE. 2016. Vol. 11, Issue 2. P. e0149328. doi: 10.1371/journal.pone.0149328
16. Image segmentation by generalized hierarchical fuzzy C-means algorithm / Zheng Y., Jeon B., Xu D., Wu Q. M., Zhang H. // Journal of Intelligent and Fuzzy Systems. 2015. Vol. 28, Issue 2. P. 961–973.
17. Theis L., van den Oord A., Bethge M. A note on the evaluation of generative models // International Conference on Learning Representations. 2016. URL: <https://arxiv.org/pdf/1511.01844.pdf>
18. A Robust and Removable Watermarking Scheme Using Singular Value Decomposition / Di Y., Lee C., Wang Z., Chang C., Li J. // KSII Transactions on Internet and Information Systems. 2016. Vol. 10, Issue 12. P. 5831–5848. doi: 10.3837/tiis.2016.12.008
19. Zhao Y., Zhao Q., Tong M.-L. Lexicographic image hash based on space and frequency features // Journal of Donghua University (English Edition). 2016. Vol. 33, Issue 6. P. 907–910.
20. Mosquera J. C., Isaza C. A., Gomez G. A. Technical analog-digital for segmentation of spectral images acquired with an acousto-optic system // 2012 XVII Symposium of Image, Signal Processing, and Artificial Vision (STSIVA). 2012. doi: 10.1109/stsiva.2012.6340600
21. Zhao L. Image enhancement of restored motion blurred images // 2011 International Conference on Optical Instruments and Technology: Optoelectronic Imaging and Processing Technology. 2011. doi: 10.1117/12.904786
22. Non-linear regularized phase retrieval for unidirectional X-ray differential phase contrast radiography / Thüring T., Modregger P., Pinzer B. R., Wang Z., Stamparoni M. // Optics Express. 2011. Vol. 19, Issue 25. P. 25545. doi: 10.1364/oe.19.025545
23. Gorelik L. I., Solyakov V. N., Trenin D. Yu. Low contrast dual-band infrared image processing // Applied Physics. 2011. Issue 4. P. 88–95.
24. Adaptive Variance Based Sharpness Computation for Low Contrast Images / Xu X., Wang Y., Tang J., Zhang X., Liu X. // Lecture Notes in Computer Science. 2011. P. 335–341. doi: 10.1007/978-3-642-24728-6_45
25. Subbotin S., Oliinyk A., Skrupsky S. Individual prediction of the hypertensive patient condition based on computational intelligence // 2015 International Conference on Information and Digital Technologies. 2015. doi: 10.1109/dt.2015.7222996
26. Oliinyk A., Zaiko T., Subbotin S. Training sample reduction based on association rules for neuro-fuzzy networks synthesis // Optical Memory and Neural Networks. 2014. Vol. 23, Issue 2. P. 89–95. doi: 10.3103/s1060992x14020039
27. Diagnostic rule mining based on artificial immune systems for a case of uneven distribution of classes in sample / Subbotin S., Oliinyk A., Levashenko V., Zaitseva E. // Communications. 2016. Vol. 3. P. 3–11.
28. Oliinyk A. O., Zayko T. A., Subbotin S. O. Synthesis of Neuro-Fuzzy Networks on the Basis of Association Rules // Cybernetics and Systems Analysis. 2014. Vol. 50, Issue 3. P. 348–357. doi: 10.1007/s10559-014-9623-7

29. Oliinyk A. O., Oliinyk O. O., Subbotin S. A. Agent technologies for feature selection // Cybernetics and Systems Analysis. 2012. Vol. 48, Issue 2. P. 257–267. doi: 10.1007/s10559-012-9405-z

30. Oliinyk A. O., Zaiko T. A., Subbotin S. A. Factor analysis of transaction data bases // Automatic Control and Computer Sciences. 2014. Vol. 48, Issue 2. P. 87–96. doi: 10.3103/s0146411614020060

31. Development of stratified approach to software defined networks simulation / Shkarupylo V., Skrupsky S., Oliinyk A., Kolpakova T. // Eastern-European Journal of Enterprise Technologies. 2017. Vol. 5, Issue 9 (89). P. 67–73. doi: 10.15587/1729-4061.2017.110142

32. Remote experiments for reliability studies of embedded systems / Tabunshchik G., Van Merode D., Arras P., Henke K. // 2016 13th International Conference on Remote Engineering and Virtual Instrumentation (REV). 2016. doi: 10.1109/rev.2016.7444443

33. Using Interactive Hybrid Online Labs for Rapid Prototyping of Digital Systems / Henke K., Tabunshchik G., Wuttke H.-D., Vietzke T., Ostendorff S. // International Journal of Online Engineering (iJOE). 2014. Vol. 10, Issue 5. P. 57. doi: 10.3991/ijoe.v10i5.3994

34. Oliinyk A., Skrupsky S., Subbotin S. A. Parallel Computer System Resource Planning for Synthesis of Neuro-Fuzzy Networks // Advances in Intelligent Systems and Computing. 2016. P. 88–96. doi: 10.1007/978-3-319-48923-0_12